

# 基于批判性设计理论破解 E-AI “黑箱” 路径分析

王 婷

武汉体育学院 湖北武汉 430000

**摘 要:** 本文针对教育人工智能 (E-AI) 存在的“黑箱”问题及其引发的价值偏差、伦理风险等挑战,旨在构建一种基于批判性设计理论的分析框架。研究通过理论嫁接与案例推演的方法,系统剖析 E-AI 在事实性、逻辑性与价值性层面的具体困境,并提出价值嵌入审视、算法透明化设计与教育责任重构等破解路径。结论表明,批判性设计理论能够有效引导 E-AI 实现从技术透明向价值透明的转向,为构建可信、可控且符合教育伦理的智能教育生态提供理论支持与实践蓝图。

**关键词:** E-AI; 黑箱问题; 批判性设计; 算法透明化; 教育伦理

E-AI 技术在教育领域的深度融合正重塑着教与学的方式,但同时也带来了“黑箱”困境这一核心挑战——即智能系统内部从数据输入到决策输出的全过程存在不透明性和不可解释性<sup>[1]</sup>,具体表现在算法的高度复杂、推理过程的难以解释以及隐含的价值偏好。随着 AI 在教育决策、个性化学习支持与教学评估中扮演日益重要的角色,这种不透明性已引发严重的教育伦理与实践问题,E-AI 黑箱问题表现为事实性与知识性偏差、逻辑性错位以及价值性偏移,这些问题不仅影响知识传递的准确性,更可能对学生的价值观形成与思维发展产生深远的负面影响。

面对上述困境,可解释人工智能 (XAI) 作为技术解决方案被提出,但其主要聚焦于算法透明性,尚不足以应对教育场景中特有的价值负载与伦理复杂性<sup>[2]</sup>。因此,本研究采用建构性理论分析方法。首先,通过系统性文献综述,梳理 E-AI 黑箱问题与技术治理路径的局限;继而,引入批判性设计理论作为核心分析透镜,通过理论嫁接与情境化适配,构建针对 E-AI 的分析框架;最后,通过理论启发的案例构建,以验证该框架的可行性与实效性,为后续实证研究提供蓝图。

## 1 E-AI “黑箱”问题的多维透视

### 1.1 E-AI 黑箱的具体表现形式

在事实性与知识性方面存在显著偏差。AI 系统在处理相关信息时,经常输出与客观事实严重不符的信息。根据相关研究,在诱导式错误叙述中 AI 系统受骗率较高,导致系统对重大主题发表虚假和误导性声明,而这种事实偏差在历史教育中尤为危险<sup>[3]</sup>;在逻辑性维度存在显著错位现象,

AI 生成内容的逻辑推理过程呈现典型结构性缺陷。其核心表征可细化为因果链条断裂、价值坐标混淆与辩证思维缺失三大问题。从技术归因视角分析,此类逻辑错位的生成根源在于 AI 技术系统的固有局限性,包括训练数据集中历史语境的系统性剥离、形式逻辑体系对辩证逻辑的降维化处理,以及算法黑箱效应对思想演进过程的遮蔽性影响<sup>[4]</sup>;在价值判断与价值引导类议题的处理中,AI 生成内容常出现与社会主流价值观相违背或偏离的现象<sup>[5]</sup>。问题表征可细化为四大核心维度:价值观扭曲、道德判断偏差、价值引导错误和文化价值误解。此类价值偏移问题在跨文化语境下呈现出更为显著的特征,由于 AI 对不同文化体系下的价值逻辑缺乏深度认知,容易导致生成内容与特定社会的主流价值观产生偏离。

### 1.2 E-AI 黑箱的技术根源

E-AI 黑箱问题的产生源于多重技术因素的叠加:在数据质量层面,训练数据不足易导致意识形态概念符号化,而错误标注则会引发数据污染并造成本体论层面的概念混淆,这种数据偏差直接导致结论失准——当关键理论数据覆盖不足时,AI 对核心概念的阐释往往出现命题断裂<sup>[6]</sup>;在模型理解能力层面,系统存在显著的语义降维困境,常将富含理论内涵的概念机械拆解为词语关联与统计模型,导致教育内容陷入“符号空转”,同时算法对语境的解构与重组会引发脱域风险,使承载历史记忆的教育内容被转化为去背景化的知识模块<sup>[7]</sup>;进一步而言,算法设计对社会主流价值观的偏离已演变为数字文明时代的新型价值危机,其通过历史数据形成的价值惯性、技术黑箱中的价

值异化以及系统应用中的价值扩散效应共同解构社会伦理秩序,若 AI 模型过度依赖境外开源语料库,则可能生成具有偏见倾向的内容,进而引发教育安全风险<sup>[6]</sup>。

### 1.3 E-AI 黑箱的危害与影响

E-AI 黑箱问题对教育生态系统产生了多方面的负面影响,其具体表现涵盖五个核心维度:在事实性维度上,系统错误陈述历史事件、人物与时间等基础要素,直接导致学生构建错误的知识体系,严重影响知识传授的根本功能;在逻辑性维度上,因果链条断裂、价值坐标混淆与辩证思维缺失等问题,造成学生形成碎片化、表面化的价值理解模式;在价值性维度上,价值观扭曲、道德判断偏差与文化误解等现象,使 AI 输出内容偏离社会主流价值观,深刻影响学生价值观念的形成过程;在算法透明度维度上,决策过程不透明与推理机制不可解释的特性,不仅削弱了教育主体性,更增加了教育决策的潜在风险<sup>[31]</sup>;在数据维度上,训练数据不平衡、错误标注与文化偏见等问题,则会加剧教育不公平现象,导致算法歧视在教育场景中的蔓延。

此外,这些问题引发了更深层次的教育伦理与实践困境。首先,教育公平与伦理风险显著加剧,训练数据的不平衡性和算法偏见可能导致特定学生群体遭受系统性歧视,而算法决策过程的不透明性则直接侵害教育者与学习者的知情权益,动摇人在教育过程中的主体地位;其次,责任与问责机制面临严峻挑战,当 AI 系统产生错误决策或有害输出时,黑箱特性使得责任归属在开发者、教育机构与 AI 系统之间难以明确,这种责任模糊性严重阻碍了 E-AI 应用的有效监督与规范发展;最后,教育主体性面临消解危机,过度依赖 AI 工具可能导致教师角色从“教学设计者”异化为“系统运维员”,削弱其教学创新激情与专业发展能力,同时学生群体中出现的“智能生成依赖症”正引发设计思维的“空心化”现象<sup>[35]</sup>,使学生陷入“知其然不知其所以然”的思维困境,最终危及批判性思维与创新能力的培养。

## 2 批判性设计理论的核心主张与教育适用性

### 2.1 批判性设计理论的教育学渊源与理论定位

批判性设计理论的思想根基深植于两条相互呼应的批判传统:一是保罗·弗莱雷“被压迫者教育学”所开启的批判教育学,二是价值敏感设计所强调的“技术应主动嵌入并协商人类价值”的伦理取向<sup>[34]</sup>;在此基础上,该理论将“权力—文化”议题转译为可重复、可验证的技术审计

工具,并借助对抗性测试、参与式审计等介入性方法,动态揭示并挑战算法内嵌的价值排序与权力结构。在认识论层面,批判性设计以反思性质疑、价值显化与权力解构三大原则为操作支点,系统拆解 E-AI 的黑箱:反思性质疑拒绝“技术中性”预设,强调所有技术制品都内嵌特定价值取向;价值显化借助价值溯源、映射与审计等策略,将训练数据中的意识形态立场等隐含偏好转译为可公开检视的议题;权力解构则追踪算法如何重新分配教育权力,从而为捍卫教育的人文价值提供理论武器<sup>[35]</sup>。

### 2.2 方法论特点与教育应用

批判性设计理论为分析与破解 E-AI 黑箱问题提供了一套具有介入性、参与性和反思性特征的方法论工具,这些方法与纯粹技术路径形成鲜明对比并具有独特优势:首先,在介入性设计方面,该理论通过设计实践本身进行社会与技术批判,具体可采用“对抗性示例”方法,通过故意输入边缘案例或异常值来观察 AI 系统的反应,从而揭示其内在逻辑限制与价值偏见;其次,在参与式审计层面,该理论强调多元利益相关者共同参与技术评估过程,针对 E-AI 系统建立包含教育专家、教师、学生、家长及社区代表在内的多元审计机制,共同审查 AI 系统的设计决策与输出结果;最后,在辩证评估维度,该理论采用关注技术使用意外后果与长期影响的评估方法<sup>[32]</sup>,具体通过“事前预测”系统评估 AI 技术可能带来的教育影响与社会效应,同时运用“反向分析”方法追溯教育问题的技术成因。

## 3 基于批判性设计理论的破解路径与实施策略

### 3.1 价值嵌入的审视与显化策略

E-AI 系统在本质上并非价值中立的技术工具,其训练数据的选择与标注、算法模型的设计逻辑以及输出内容的生成机制都深刻嵌入着特定的价值取向与意识形态立场,批判性设计理论针对这一特性发展出系统化的方法论体系以使这些隐含价值显性化并接受审查:在价值溯源与审计层面,该理论通过系统化的数据审计方法识别训练语料中的文化偏见与意识形态倾向,具体采用关键词价值分析、叙事模式分析以及跨文化对比分析;在价值冲突映射层面,该理论通过主动设计价值困境案例来探查 AI 系统的价值排序逻辑;在多价值观照设计层面,该理论倡导在系统设计中主动嵌入多元价值视角以抵御单一价值霸权<sup>[34]</sup>,具体通过组建跨学科多价值委员会对 AI 系统进行伦理评审、采用

价值敏感性设计框架确保社会主义核心价值观在算法中的结构性嵌入、建立动态价值适配机制使系统能响应不同教育场景的价值需求。

### 3.2 算法透明化与可解释性设计

批判性设计理论并非取代 XAI, 而是为其技术实践注入价值灵魂与教育语境。本框架下的算法透明化, 是要求 XAI 提供的解释必须与教育主体的认知需求和教育活动的价值目标相匹配。而批判性设计理论强调算法的透明性与可解释性本质上是关乎教育主体性与伦理责任的核心问题, 而非纯粹的技术挑战, 为此提出以下三位一体的实践策略以系统提升 E-AI 的可理解性, 在教学思维链显化方面, 该理论借鉴并拓展“思维链”理念, 要求 E-AI 系统超越答案输出功能, 转而构建以学科逻辑与教学法知识为双核驱动的推理展示机制, 其核心是形成以步骤级教学行为为节点、支持多路径择优呈现的动态链式数据结构; 在动态知识图谱构建层面, 通过构建融合学科知识点逻辑关联、常见迷思概念标记与学习路径预测的可视化知识网络, 使 AI 的知识组织与推理机制变得可追溯与可验证; 在解释接口设计维度, 该理论主张依据不同教育主体的认知需求提供差异化解释框架<sup>[8]</sup>, 为教师提供融合教学法原理的内容推荐理由与诊断性分析, 为学生生成学习路径的元认知说明与错误类型的建构性反馈, 为管理者呈现基于多源数据融合的决策依据, 这些策略共同构筑了使 E-AI 从“黑箱”走向“玻璃箱”的技术伦理实践路径, 其核心在于确保教育利益相关者能够穿透技术复杂性, 实现对智能系统的知情参与与批判性对话。

### 3.3 教育责任重构与伦理治理

批判性设计理论深刻指出, 破解 E-AI 黑箱问题必须超越单纯的技术优化路径, 构建多层次、系统化的责任体系与伦理治理框架。具体策略涵盖责任追溯、伦理审查与影响评估三大核心机制: 在责任追溯机制层面, 需建立基于区块链技术的不可篡改决策审计系统; 在多元伦理委员会建设层面, 适应于区域教育管理部门及学校层面组建跨学科、多代表的伦理审查机构; 在动态影响评估层面, 必须建立长效的 AI 教育应用效应监测体系<sup>[12]</sup>。

## 4 批判性设计理论在 E-AI 中的应用

### 4.1 自适应学习系统的价值审计案例

某在线教育平台在部署自适应学习系统前, 为系统化

解潜在的价值风险, 主动组建了涵盖教育学家、心理学家、学科专家及伦理学家的多元审计团队, 对系统进行了全链条的价值审计: 审计团队采用价值标签编码簿, 主要包含个人竞争、团队合作、社会责任等维度对 5000 条 STEM 学科学习材料进行人工抽样标注, 并以此作为基准测试 AI 训练数据的价值分布, 数据显示‘个人竞争’标签的占比(70%)显著高于教育专家认可的合理阈值( $\leq 40\%$ ), 而‘团队合作’标签占比不足 15%, 该量化结果为后续的‘去偏见’校准提供了明确的可操作指标。而人文社科数据则存在显著的西方中心主义视角偏向, 具体表现为世界历史内容中约 75% 的案例集中于欧洲与北美历史, 对亚洲、非洲等非西方文明的叙述不仅占比不足 25%, 且多采用殖民史观或他者化视角进行呈现; 在算法逻辑审查环节, 团队揭示出推荐算法核心遵循“学习效率最大化”的单维目标优化原则, 完全忽视了合作探究、批判性反思与学习情感体验等关键教育价值, 这种工具理性导向可能导致教育过程被异化为机械的知识传递; 在输出结果评估层面, 通过模拟测试发现当学生出现学习进度滞后时, 系统在 92% 的场景下倾向于推荐重复性机械练习, 仅有 8% 的情境会建议采取合作学习或教师介入等社会化支持策略, 这种算法偏好实质上强化了个人竞争主义学习文化, 侵蚀了学习共同体的构建基础。基于审计发现, 平台实施了系统性改进: 引入多目标优化算法将合作能力、文化理解等维度纳入评价体系; 增建文化多样性评估模块对内容库进行去偏见化校准; 建立季度性价值监测机制对系统输出进行持续性伦理评估。该案例实证了批判性设计理论通过结构化审计与迭代优化, 能够有效识别并矫正 E-AI 系统中潜藏的价值偏差<sup>[35]</sup>。

### 4.2 课堂行为分析 AI 的参与式审计实践

一所智慧学校在引入基于 AI 的课堂行为分析系统时, 突破了传统技术部署的封闭模式, 创新性地组织了由教师、学生、家长及教育研究者共同参与的参与式设计工作坊, 通过三轮核心环节构建共识: 在共同定义分析维度阶段, 各利益相关方围绕“良好课堂行为”的界定展开深度对话, 揭示了技术开发者与教育实践者的认知鸿沟——开发者专注于抬头率、互动频率等可量化指标, 而教师则强调行为的情境性意义, 学生代表更指出单纯行为统计无法捕捉学习投入的情感维度; 在透明化算法逻辑环节, 工作坊采用“算法戏剧”这一具身化认知方法, 通过角色扮演生动展示系

统如何将原始数据转化为行为评价,使非技术背景的参与者直观理解算法机制并提出关键改进建议;在共同制定使用规范阶段,多方协商确立了数据伦理框架,包括规定行为数据仅作为教学改进参考而非学生评价依据、设定 30 天自动删除的数据保存时限、建立误判标签的申诉复核流程等具体条款。这一参与式设计过程不仅通过技术民主化提升了系统透明度,更从根本上将多元教育价值观嵌入技术架构,成功避免了算法系统在教育场域中的技术霸权倾向<sup>[32]</sup>,实证了批判性设计理论通过赋权利益相关者重构技术治理路径的有效性。

#### 4.3 职业规划 AI 的对抗性测试实践

某高校在职业规划 AI 系统正式部署前,创新性地组织具备批判性思维训练背景的学生团队开展系统性对抗测试,通过三类针对性实验揭示算法偏见:在非常规路径测试中,学生输入休学创业、跨学科转型等非线性职业轨迹,发现系统对非传统发展模式的包容度不足,其推荐策略中 78% 的案例倾向于传统行业晋升路径,对具有创业失败经历的模拟用户仅提供保守的就业建议;在价值冲突测试环节,通过设置“高薪机械工作与低薪创造性职业”等价值张力情境,暴露算法简化复杂价值抉择的缺陷——系统在 83% 的测试案例中采用价值优先级强行排序策略,而非引导学生开展价值整合反思,例如将“收入稳定性”与“工作意义”建构为二元对立关系;在边缘群体测试中,模拟不同社会身份用户的职业咨询,发现系统对轮椅使用者的职业推荐范围较实际就业市场数据狭窄 42%,且对农村生源学生过度推荐教育行业(占比达 65%),而低估其在科技创新领域的潜力。这些测试结果直接推动系统进行三重升级:重构职业数据库纳入 3000+ 非典型成功案例,开发价值协商对话模块帮助用户厘清矛盾需求,引入公平性约束算法消除群体偏见。该过程不仅通过用户参与有效提升了系统包容性,更使对抗性测试本身成为培养学生技术批判素养的实践课堂,实证了批判性设计理论“通过使用赋能”的教育价值。

#### 4.4 可行性分析与挑战应对

尽管批判性设计理论为 E-AI 的伦理治理提供了创新框架,其在实践推广过程中仍面临三重核心挑战:技术复杂度与资源需求方面,实施深度的价值审计与参与式设计需要教育机构投入大量时间成本与专业人力资源,例如对自

适应学习系统进行完整的价值溯源需消耗约 300 人工时,为此需开发标准化的审计工具包降低实施门槛,推动建立区域教育技术联盟实现审计资源共享,并在师范院校开设技术伦理专业方向培养复合型人才;权责划分需依据《民法典》关于侵权责任的规定以及《个人信息保护法》的要求,通过合同约定与行业标准明确:开发者对算法模型的基础公平性负责,学校对部署场景的适用性审查负责,教师对 AI 辅助决策的最终教学裁量负责,形成法律上可追溯的责任闭环;多元利益协调维度,参与式设计过程中教师、学生、家长与技术开发者常呈现价值诉求冲突,如开发者强调算法效率而教师坚守教育公平,应对策略包括引入受过 facilitation 训练的专业协调员引导对话,采用德尔菲法结构化收集各方意见,并通过角色互换工作坊增进利益相关者的相互理解;评估标准确立层面,传统技术指标难以衡量批判性设计实践的教育价值,需要构建融合伦理敏感性、教育主体性与社会效益的多维评估体系,这要求教育学家与计算机科学家协作开发像“E-AI 价值影响雷达图”这样的新型评估工具<sup>[33]</sup>。尽管存在这些实施障碍,批判性设计理论通过将技术治理焦点从效率优化转向价值协商,推动 E-AI 发展从“工具理性”走向“价值理性”,其强调的反思性质询与权力解构为构建真正服务于育人本质的数字教育生态提供了不可替代的理论坐标与实践路径。

## 5 结论

E-AI 的“黑箱”问题是一个横跨技术、教育与伦理维度的复杂挑战,而本文提出的基于批判性设计理论的分析框架,通过将治理焦点从“技术效能”转向“教育本质”,为破解这一难题提供了全面的方法论支持与实践路径——该框架展现出多重独特优势:其价值敏感性能够系统识别 E-AI 中的价值负载与偏见问题,语境适应性确保技术方案与具体教育场景的文化特质相契合,权力批判性持续警惕技术应用中的权力不对称,参与性特质则通过多元利益相关者的协同设计保障教育主体的尊严与权利<sup>[34]</sup>;面向未来,E-AI 发展应遵循双轮驱动路径,即在持续提升算法透明度与可解释性的技术优化基础上,同步深化价值显化与伦理治理机制,这一进程亟需教育工作者与技术开发者共同构建具备可审查、一致、自主、可监督等多维特质的可信赖 E-AI 生态系统,也只有通过批判性设计等理论工具确保 AI 技术真正服务于教育的人文使命,才能最终构建出技术增强而

非削弱教育本质的智能教育新生态<sup>[20]</sup>。

#### 参考文献:

[1] 魏屹东. 作为适应性表征系统的可解释人工智能[J]. 哲学动态, 2025,(07):128-141+177.

[2] 刘明君. 信息过载时代内容筛选的人机协同模式及其优化[J]. 出版广角, 2025,(07):92-98.

[3] 吴昊, 郑军. 通用人工智能参与行政决策的功能、问题与优化[J]. 中国科技论坛, 2025,(02):107-116.

[4] 郭全中, 李黎. 生成式人工智能将通向隐秘的社会?——一个叠合黑箱的逻辑与实践[J]. 暨南学报(哲学社会科学版), 2024,46(12):81-96.

[5] 陈嘉鑫, 李宝诚. 风险社会理论视域下生成式人工智能安全风险检视与应对[J]. 情报杂志, 2025,44(01):128-135+171.

[6] 刘方喜. 科学认知通用人工智能及其伦理风险[J]. 探索与争鸣, 2024,(10):132-142+179-180.

[7] 廖新媛, 周程. 绕过算法黑箱: 通过算法代言人建立算法信任的进路初探[J]. 自然辩证法研究, 2024,40(09):20-26.

[8] 董青岭. 人工智能时代的算法黑箱与信任重建[J]. 人民论坛·学术前沿, 2024,(16):76-82.

[9] 邓明峰. 算法行政对正当程序原则的挑战与法律规制研究[J]. 河北法学, 2024,42(06):112-126.

[10] 钮心毅, 林诗佳, 桑田, 张小可. 数字化规划技术——数据与知识[J]. 城市规划学刊, 2024,(02):18-24.

[11] 陈晓红, 陈蛟龙, 胡东滨, 梁伟. 面向环境司法智能审判场景的人工智能大模型应用探讨[J]. 中国工程科学, 2024,26(01):190-201.

[12] 钟晓雯. 从算法“黑箱”走向算法透明: 基于“硬法一软法”的二元法治治理模式[J]. 中国海商法研究, 2023,34(04):53-62.

[13] 李佳轩, 储节旺, 杜秀秀. 关联、黑箱与赋能: AIGC 驱动智慧图书馆的转型路径[J]. 图书情报工作, 2023,67(23):18-27.

[14] 林建武. 嵌入黑箱: 一种人机协作的可能性及其问题[J]. 江汉论坛, 2023,(11):65-71.

[15] 侯东德, 张丽萍. 生成式人工智能背景下网络信息生态风险的法律规制[J]. 社会科学研究, 2023,(06):93-104.

[16] 程雪军. 人工智能平台的算法黑箱与治理图景[J].

法治论坛, 2023,(02):66-83.

[17] 陈敏, 孙占利. 算法“黑箱”的技术与法治耦合治理[J]. 法治论坛, 2022,(04):3-18.

[18] 葛金芬. 司法人工智能应用中法官的读职风险及其刑事责任[J]. 湖南社会科学, 2023,(03):94-103.

[19] 黄雅卓. 算法技术赋能政府职责体系构建及其限度[J]. 天津行政学院学报, 2023,25(03):34-42.

[20] 王洋, 闫海. 生成式人工智能的风险迭代与规制革新——以 ChatGPT 为例[J]. 理论月刊, 2023,(06):14-24.

[21] 张微, 彭兰. 示能、转译与黑箱: 智能机器如何颠覆与再建内容生产网络[J]. 新闻与写作, 2022,(12):75-85.

[22] 安德里亚斯·苏德曼. 论人工智能的媒介政治维度[J]. 上海师范大学学报(哲学社会科学版), 2022,51(06):13-23.

[23] 杨延超. 算法裁判的理论建构及路径选择——基于若干人工智能实验的启示[J]. 治理研究, 2022,38(04):108-122+127-128.

[24] 秦小建, 周瑞文. 人工智能嵌入政府治理的探索及启示[J]. 国外社会科学, 2022,(02):30-45+196.

[25] 唐要家, 唐春晖. 基于风险的人工智能监管治理[J]. 社会科学辑刊, 2022,(01):114-124+209.

[26] 陈醇. 私法制度中的代数算法黑箱及其应对[J]. 法学评论, 2022,40(01):55-68.

[27] 衣俊霖. 数字孪生时代的法律与问责——通过技术标准透视算法黑箱[J]. 东方法学, 2021,(04):77-92.

[28] 吴椒军, 郭婉儿. 人工智能时代算法黑箱的法治化治理[J]. 科技与法律(中英文), 2021,(01):19-28.

[29] 仇筠茜, 陈昌凤. 基于人工智能与算法新闻透明度的“黑箱”打开方式选择[J]. 郑州大学学报(哲学社会科学版), 2018,51(05):84-88+159.

[30] 纳赛希安, 焦梅英, 于祺明. 找开黑箱: 认知科学和科学史[J]. 自然辩证法研究, 1996,(11):66-69+10.

[31] Klein & Lester (2021) “The ethical implications of AI in education” In The Ethics of AI in Education (Routledge, pp.1-19).

[32] Zhang, L., & Wang, Y. (2023). Ethical governance of artificial intelligence in education: A framework for Chinese contexts. Educational Technology Research and Development, 71(1), 1-20.

[33] Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). “Why should I trust you?” Explaining the predictions of any classifier. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (pp. 1135–1144).

[34] Biesta, G. (2015). *The Beautiful Risk of Education*. Paradigm Publishers.

[35] Iivari, N., & Kinnula, M. (2018). Empowered to make a change: Guidelines for empowering children in design. In Proceedings of the 15th Participatory Design Conference (pp. 1–12).

**作者简介:** 王婷 (2000—), 女, 汉族, 研究生学历, 研究方向为体育教育。